

# Symbolic Graph Reasoning Meets Convolutions

Xiaodan Liang<sup>1</sup>, Zhiting hu<sup>2</sup>, Hao Zhang<sup>2</sup>, Liang Lin<sup>3</sup>, Eric P. Xing<sup>4</sup>

<sup>1</sup> School of Intelligent Systems Engineering, Sun Yat-sen University

<sup>2</sup> Carnegie Mellon University

<sup>3</sup> School of Data and Computer Science, Sun Yat-sen University

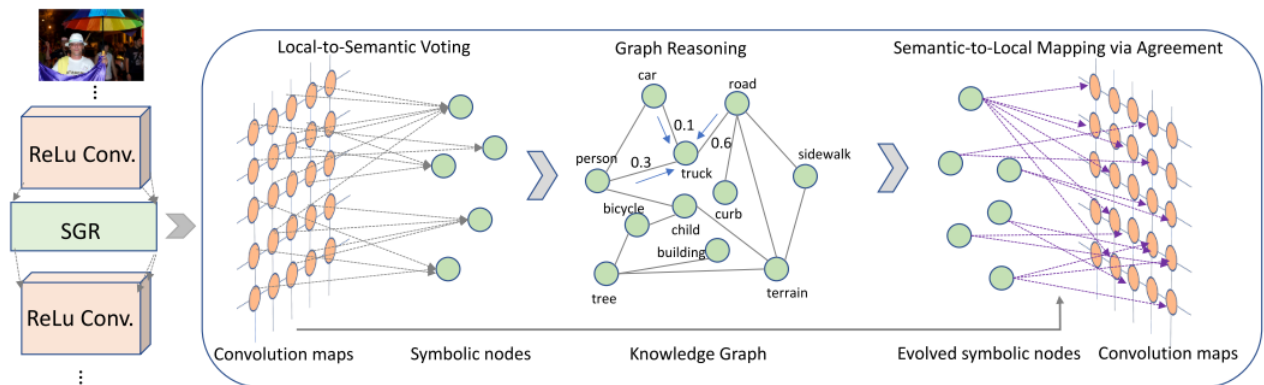
<sup>4</sup> Petuum Inc.

xdliang328@gmail.com, {zhitinghu, hao, epxing}@cs.cmu.edu, linliang@ieee.org

NIPS 2018

## 目的:

符号图推理结合卷积运算，获取全局特征；对符号图中的节点赋予特定的语义，比如猫狗以及它们之间的关系，而不是得到不明确的中间特征，可以人为地加入先验信息；节点与特征图中相关点相连，用特征图的局部特征来描述每个节点。



## 方法:

主要包含以下 3 步骤:

### 局部特征对节点投票:

用局部特征表示每个节点。1\*1 卷积，将通道降维到节点所需空间维度；1\*1 卷积 + softmax，得到特征图中每个点对 M 个节点的贡献系数；然后每个节点就可表示成特征图中的点的线性组合；

这一步和 A2Net 中的第一步相同，相当于低秩重建中的降秩。

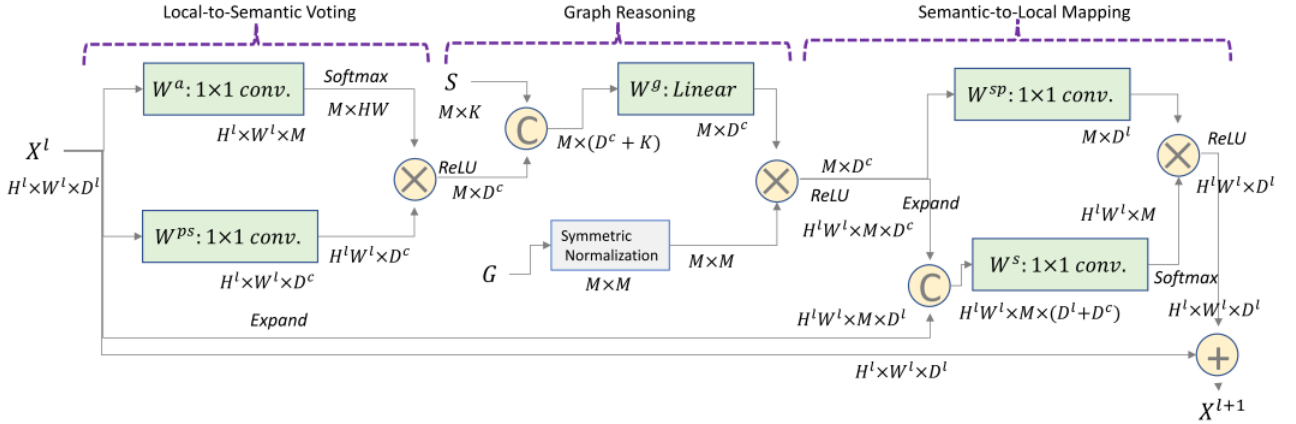
### 图推理:

首先将词嵌入向量与上个模块的得到的节点特征表示向量拼接起来，然后再每一维度线性组合，降维到节点原来的维度；引入一个人为确定的图，代表各个节点之间的关系，对这个矩阵对称归一化，然后在对这些节点重新组合。

### 使用节点语义增强局部特征:

用 1\*1 卷积将节点维度在恢复到原特征图通道大小；为了对每个特征点选择合适的节点

对齐增强，这里用了相似性度量，具体看图 2，最后得到  $M$  个节点对每个特征点的权重（贡献程度）然后用这些权重和节点，重组特征图；然后残差连接。



## 总结：

我感觉文章的想法非常好也是很直观的，加入图的推断，将具体的某些物体或者特性联系起来，作为一个先验信息，用卷积得到的视觉特征与图中设定物体匹配，这就有点像人在日常生活中识别物体一样。但是文中并没有对图中的节点做具体的可视化等分析，可能性能的提升只是由于对特征的低秩重建的结构。